

# МИНИМИЗАЦИЯ ЧИСЛА СРАВНЕНИЙ В ХУДШЕМ СЛУЧАЕ В АЛГОРИТМЕ ПОИСКА ПОРЯДКОВЫХ СТАТИСТИК

**С.М. Авдошин,**

профессор, руководитель отделения программной инженерии факультета бизнес-информатики Государственного университета — Высшей школы экономики, e-mail: savdoshin@hse.ru.

**М.П. Шатилов,**

студент четвертого курса отделения программной инженерии факультета бизнес информатики Государственного университета — Высшей школы экономики, e-mail: mshatilov@hse.ru.

Адрес: 105187, Москва, ул. Кирпичная, 33/5, отделение программной инженерии.

*В работе предложена постановка задачи параметрической оптимизации алгоритма выбора М. Блума, Р. Флойда, В. Пратта, Р. Райвеста и Р. Тайрьяна с линейным временем работы в наихудшем случае. Определяется значение параметра, обеспечивающего минимальную теоретическую верхнюю границу числа сравнений в худшем случае для выполнения алгоритма. Исследуется полученная в результате численных экспериментов зависимость числа сравнений в алгоритме поиска порядковых статистик от различных значений параметра.*

**Ключевые слова:** бинарные сравнения, теория рекурсии, оптимизация алгоритмов, алгоритм с линейным временем работы, алгоритм генерации перестановок.

## Введение

Понятие порядковых статистик связано с задачей поиска в линейно упорядоченном множестве из  $n$  элементов того элемента, который будет стоять на месте  $t$ , если расположить элементы по убыванию. Такой элемент называется  $t$ -ой порядковой статистикой. Максимальный элемент — это первая порядковая статистика, а минимальный элемент —  $n$ -ая порядковая статистика. Медианой называется порядковая статистика с номером  $\frac{n}{2}$ .

На математическом семинаре в 1929-1930 г. Г. Штейнгауз сформулировал задачу нахождения

минимального числа теннисных матчей, требуемых для определения первого и второго игроков в турнире, если имеется  $n > 2$  игроков. Он утверждал, что решением этой задачи является  $n - 2 + \lceil \log_2 n \rceil$ . Однако, доказательство этого факта оказалось ошибочным [1].

В 1969 г. А. Адьян и М. Собель вывели формулу, дающую хорошую верхнюю оценку [2]:

$$V_t(n) \leq n - t + (t - 1) \cdot \lceil \log_2(n + 2 - t) \rceil, \quad n \geq t \quad (1)$$

где  $V_t(n)$  — количество сравнений, необходимое для нахождения  $t$ -го элемента в порядке убывания из  $n$  элементов.

В 1971 г. М. Блум открыл метод, требующий в худшем случае только  $O(n \cdot \log \log n)$  сравнений. Подход М. Блума к этой задаче дал толчок к развитию нового класса методов, которые привели к построению алгоритма с линейной сложностью в худшем случае, принадлежащему Р. Райвесту и Р. Тайрьяну [3]. В русскоязычной литературе алгоритм носит название выбор с линейным временем работы в наихудшем случае М. Блума, Р. Флойда, В. Пратта, Р. Райвеста и Р. Тайрьяна. Для краткости далее будем называть его алгоритмом выбора.

Приведем описание данного алгоритма в классическом труде Д. Кнута [4].

**Шаг 1.** Разобьем элементы на  $2q+1$  групп по 7 элементов в каждой и отсортируем каждую группу.

**Шаг 2.** Найдем медиану  $x$  из  $2q+1$  медиан, полученных на шаге 1.

**Шаг 3.** Множество из  $n-1$  элементов, отличных от  $x$ , разбиваем на три подмножества (рис. 1):

- ◆  $4q+3$  элементов, о которых известно, что они больше  $x$  (область В);

- ◆  $4q+3$  элементов, о которых известно, что они меньше  $x$  (область С);

- ◆  $6q$  элементов, отношение которых к  $x$  неизвестно (области А, D).

Выполнив дополнительно  $4q$  сравнений, можно в точности сказать, какие элементы из областей А и D меньше  $x$ .

**Шаг 4.** Пусть мы нашли  $r$  элементов, больших  $x$ , и  $n-r-1$  элементов, меньших  $x$ . Если  $t=r+1$ , то  $x$  и будет ответом; если  $t < r+1$ , то нужно найти  $t$ -й элемент в порядке убывания из  $r$  больших элементов; и если  $t > r+1$ , то нужно найти  $(t-r-1)$ -й элемент в порядке убывания из  $n-r-1$  меньших элементов.

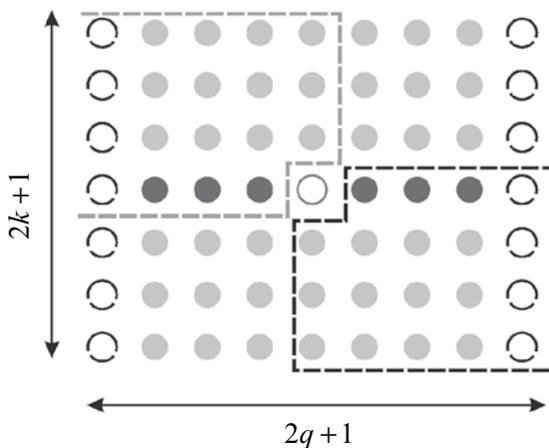


Рис. 1. Входной массив после выполнения шага 3 алгоритма при  $k=3$

Заметим, что в [5] и [6] предлагается разбиение на группы по 5 элементов, в [4] на 7 элементов.

Возникает вопрос, почему в описанном алгоритме выбрано количество элементов в группах, равное 5 или 7?

### Параметризация алгоритма выбора

Параметризуем алгоритм переменной  $k$ , через которую определим количество элементов  $2k+1$  в каждой из  $2q+1$  групп, на которые разбивается массив  $A$  длины  $n=h-l+1$ . Алгоритм выбора, параметризованный константой  $k$  представлен на рис. 2. Этот алгоритм ищет  $t$ -ю порядковую статистику в диапазоне от  $l$  до  $h$  массива  $A$ .

```

Tth_Element(l, h, t)
1  const k = ... // k ∈ {2,3,4,5}
2  n = h - l + 1
3  if (n < c) then
4    Insertion_Sort(l, h)
5    return A[t]
6  else
7    q = (n / (2k + 1) - 1) / 2
8    for i ← 0 to 2q do MK(l + i, 2q + 1, 2k + 1)
9    m ← Tth_Element(l + k · (2q + 1), l +
    + (k + 1) · (2q + 1) - 1, l + (2q + 1) · k + q)
10   Partition_Sort(m, l, h, hL, lG)
11   if (t ≤ hL)
12     then return Tth_Element(l, hL, t)
13   if (t ≥ lG)
14     then return Tth_Element(lG, h, t)
15   return A[t]
    
```

Рис. 2. Параметризованный алгоритм выбора

В алгоритме *The\_Element* используются три вспомогательные процедуры: *Partition\_Sort*, *MK*, *Insertion\_Sort*.

Процедура *MK* предназначена для поиска медианы из  $2k+1$  элементов, расположенных в массиве  $A$  с шагом  $2q+1$  начиная с элемента с индексом  $l+i$ . Эта процедура своя для каждого  $k$ . Наилучшие верхние оценки количества операций сравнения в зависимости от  $k$  приведены в [4].

*Insertion\_Sort* – стандартная процедура сортировки вставками, описанная, например, в [5].

Реализация алгоритма Дейкстры для решения задачи о голландском флаге [7], применительно к частичной сортировке приведена на рис. 4.

Аргументами процедуры *Partition\_Sort* является величина  $m$ , относительной которой происходит частичная сортировка элементов глобального массива  $A$  в диапазоне  $\{i | l \leq i \ \& \ i \leq h\}$ . На рис. 3.1 представлен процесс формирования диапазонов  $L, E, G$  в цикле (см. строки 2-12 на рис. 4). Здесь диапазоны, представленные на рис. 3.1, определены следующими соотношениями:

$$L = \{i | l \leq i \ \& \ i < lX\}$$

$$X = \{i | lX \leq i \ \& \ i < hX\}$$

$$E = \{i | hX < i \ \& \ i \leq hE\}$$

$$G = \{i | hE < i \ \& \ hE \leq h\}$$

В начале работы алгоритма диапазон  $X$  должен совпадать с исходным диапазоном, а остальные диапазоны должны быть пустыми. Это достигается операторами присваивания в строках 1 и 2 на рис. 4.

На рис. 3.2 представлены отношения между переменными  $hL, lX$  и  $lG, hE$  и диапазонами  $L, E, G$  по завершению алгоритма. Сам алгоритм описан на рис. 4.

$l$			$lX$			$hX$			$hE$			$h$
$L$			$X$			$E$			$G$			

Рис. 3.1. Процесс формирования диапазонов  $L, E, G$

$l$			$hL$	$lX$			$hE$	$lG$			$h$
$L$			$E$				$G$				

Рис. 3.2. Массив элементов после завершения работы процедуры *Partition\_Sort*

Процедура *Partition\_Sort* представлена на рис. 4.

```

Partition_Sort(m, l, h, hL, lG)
1  lX = l
2  hE = hX = h
3  while(lX ≤ hX)
4    r = A[hX]
5    if(r < m) then
6      A[hX] = A[lX]
7      A[lX++] = r
8    else if(r = m) then
9      hX--;
10   else // r < m
11     A[hX--] = A[hE]
12     A[hE--] = r
13   hL = hX
14   lG = hE + 1
    
```

Рис. 4. Алгоритм частичной сортировки

Обозначим через  $T_k(n)$  – семейство оценок количества операций сравнения в худшем случае в алгоритме выбора зависящее от параметра  $k$ .

Поставим задачу исследовать как количество операций сравнения в алгоритме выбора, выполняемых в худшем случае, зависит от количества  $2k + 1$  элементов в группах (или параметра  $k$ ). Для этого программно реализуем описанный алгоритм с параметризованной величиной  $2k + 1$  количества элементов в группе. На основе программной реализации алгоритма получим экспериментальные данные, содержащие количество сравнений в среднем случае и подтверждающие или опровергающие полученные теоретические результаты.

#### Оценка сложности алгоритма выбора в худшем случае

Оценим количество сравнений, требуемое для корректного завершения работы алгоритма выбора  $t$ -го элемента в порядке убывания из  $n$  элементов в худшем случае.

Обозначим через  $T_k(n)$  количество сравнений, требуемое в худшем случае для корректного завершения работы алгоритма, в зависимости от параметра  $k$ . Анализируя описанный выше алгоритм (рис. 2) можно записать следующее рекуррентное уравнение:

$$\begin{cases} T_k(n) = T_k(2q+1) + T_k(n - (q+1) \cdot (k+1) + 1) + \\ + (n-1) + V_k(2q+1), \text{ если } n > c \\ T_k(n) \leq const, \text{ если } n < c \end{cases} \quad (2)$$

Здесь  $q = (n / (2k+1) - 1) / 2$ .

За вторым уравнением скрывается алгоритм сортировки вставками, поскольку этот алгоритм имеет наименьшую мультипликативную постоянную в оценке среди алгоритмов сортировки с квадратичной оценкой сложности [3]. Другими словами сортировка вставками является наиболее эффективной сортировкой на небольших размерах входного массива.

Разберем первое уравнение системы уравнений (2). Для нахождения медиан в  $(2q+1)$  группах элементов, на которые разбивается входной массив, длиной  $2k+1$  каждая, требуется  $V_k \cdot (2q+1)$  сравнений, где  $V_k$  – наилучшая из известных верхних оценок поиска медианы в массиве из  $(2k+1)$  элементов. Слагаемое  $T_k(2q+1)$  соответствует числу сравнений, необходимых для нахождения медианы медиан (рис. 2, строка б), закрашенных на рис. 1 темным цветом. Число сравнений для частичной сортировки входного массива относительно найденной медианы равно  $n-1$ . Слагаемое  $T_k(n - (q+1) \cdot (k+1) + 1)$  определяет число сравнений в худшем случае (строки 8 – 11 листинга 1), необходимое для поиска  $t$ -го минимума в массиве, полученном после частичной сортировки входного массива относительно найденной медианы и отбрасывания элементов.

Существует большое число методов решения рекуррентных соотношений, многие из которых описаны в [8] и в [5]. Для решения соотношений (2) используем метод [9]. Поскольку  $T_k(n)$  – линейная функция, будем искать ее в виде  $c_1 n + c_2$ .

В [3] доказано, что алгоритма выбора  $t$ -го элемента в порядке убывания из  $n$  является линейным. Соответственно количество операций сравнения, требуемых для нахождения  $t$ -го минимума, можно записать как

$$T_k(n) = c_1 n + c_2 = c_1 \cdot (2q+1) \cdot (2k+1) + c_2$$

Левые части данного уравнения и первого уравнения из системы (2) равны, а соответственно равны и правые части. Заменяя  $n$  на  $(2q+1) \cdot (2k+1)$ ,

получим следующее уравнение

$$\begin{aligned} c_1 \cdot (2q+1) \cdot (2k+1) + c_2 &= c_1 \cdot (2q+1) + \\ c_2 + c_1 [(2q+1) \cdot (2k+1) - (q+1) \cdot (k+1) + 1] \\ c_2 + [(2q+1) \cdot (2k+1) - 1] + V_k \cdot (2q+1) \end{aligned}$$

Для того, чтобы данное равенство выполнялось при  $n \rightarrow \infty$  (а соответственно при  $q \rightarrow \infty$  поскольку связь линейная), необходимо выполнение следующих равенств:

$$\begin{cases} c_1 q - c_1 q k + 4kq + 2q + V_k 2q = 0, \\ c_1 + c_2 - c_1 k + 2k + V_k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

В первое уравнение отнесем те члены уравнения, которые содержат  $q$ , а во второе уравнение вынесем константы. Данное действие можно проделать на основании того факта, что разные части уравнения растут по-разному. Решим систему линейных уравнений (3) относительно неизвестных констант  $c_1$  и  $c_2$ . В итоге получим

$$\begin{cases} c_1 = \frac{2V_k + 4k + 2}{k - 1}, \\ c_2 = V_k + 2k + 2 \end{cases} \quad (4)$$

Теперь минимизируем мультипликативную постоянную  $c_1$  по  $k$ . Поскольку никакого общего метода нахождения медианы за наименьшее число сравнений даже небольших массивов чисел до сих пор не существует [4], воспользуемся табл. 1, данные которой собраны из нескольких источников – [4] и [10]. Отметим также, что в данную таблицу не входит разбиение массива на группы с четным числом элементов, поскольку подобное разбиение приведет к увеличению времени работы алгоритма.

Таблица 1.

Наилучшие из известных верхних оценок  $V_k$  выбора медианы из  $2k+1$  элементов

$k$	2	3	4	5
$2k+1$	5	7	9	11
$V_k$	6	10	14	20

Подставляя значения  $V_k$  из табл. 1 в систему уравнений (4), найдем оптимальное количество элементов в группе, на которое необходимо разбивать входной массив алгоритма поиска  $t$ -го элемента в порядке убывания. Результаты отображены в табл. 2.

Таблица 2.  
Результаты подстановки значений  $V_k$  в (4)

$k$	$c_1(k)$	$c_2(k)$
2	22	12
3	17	18
4	15,(3)	24
5	15,5	32

Согласно полученным данным, разбиение входного массива на группы по семь элементов (при  $k = 3$ ) не является оптимальным. Верхняя оценка количества сравнений в данном случае  $(17n + 18)$  будет асимптотически хуже, чем верхняя оценка  $(15,(3)n + 24)$  для разбиения массива на группы с количеством элементов девять (при  $k = 4$ ). Таким образом, разбиение входного массива на группы по девять элементов будет лучшим.

Тем не менее, остается открытым вопрос: какова сложность алгоритма выбора при  $k = 5$ . В соответствии с формулой (1) получим

$$V_6(11) \leq 5 + 5 \cdot \lceil \log_2(7) \rceil = 20,$$

т.е. медиана может быть найдена не более чем за 20 сравнений. С другой стороны, для того чтобы при  $k = 5$  алгоритм имел лучшую мультипликативную постоянную необходимо, чтобы выполнялось неравенство

$$15,(3) < \frac{2V_5 + 4 \cdot 5 + 2}{5 - 1},$$

$$\text{откуда } V_5 < 19 \frac{2}{3}.$$

Пока алгоритм, который позволяет найти медиану массива из 11 элементов за 19 сравнений не найден. Это открытая проблема.

До настоящего времени в литературе (например, [4], [5] и [6]) входной массив разбивался либо на 5, либо на 7 элементов. Это приводило к упрощению алгоритма, но не являлось оптимальным, как было показано выше.

#### Численный эксперимент

Для получения практических результатов, было проведено экспериментальное исследование программной реализации алгоритма, описанного в ли-

стинге 1, для *среднего случая*. Эксперимент проводился в диапазоне значений

$$k = \{5, 7, 9\}; n = 5000 + i \cdot 1000, \text{ где } i = \overline{0, 206}$$

Для каждой пары  $k$  и  $n$  проводилось 1000 экспериментов с генерацией различных значений элементов входного массива. Алгоритм генерации различных значений элементов входного массива представлен на *рис. 5*. В результате выполнения функции *Randomize* получаются случайные перестановки с равномерным распределением. Данное утверждение доказано (Кормен, и др., 2007).

*Randomize*( $A$ )

```

1  n ← length[A]
2  for i ← 1 to n
3    do Swap(A[i] ↔ A[Random(i, n)])
    
```

Рис. 5. Алгоритм генерации перестановок

В исходном коде программы, реализующей алгоритм выбора, были расставлены счетчики согласно методике, предложенной в [11], которые инкрементировались на единицу при очередном использовании операции сравнения. Помимо вычисления среднего количества операций сравнения, были также вычислены максимальное ( $\max_n$ ) и минимальное ( $\min_n$ ) число сравнений, размах числа сравнений ( $\max_n - \min_n$ ) и среднее квадратичное отклонение

$$\left( \hat{\sigma} = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x}) / n - 1} \right)$$

Отметим, что 1000 экспериментов с генерацией различных значений элементов входного массива является довольно малой величиной для точной оценки среднего квадратичного отклонения и размаха алгоритма. Тем не менее, на основе полученных данных, можно увидеть тренд роста данных показателей.

На *рис. 6* показана зависимость среднего числа сравнений от длины входного массива. На графике отчетливо видно, что разбиение входного массива на группы по девять элементов является оптимальным в *среднем случае*. Таким образом верность аналитических выкладок доказана экспериментальным путем.

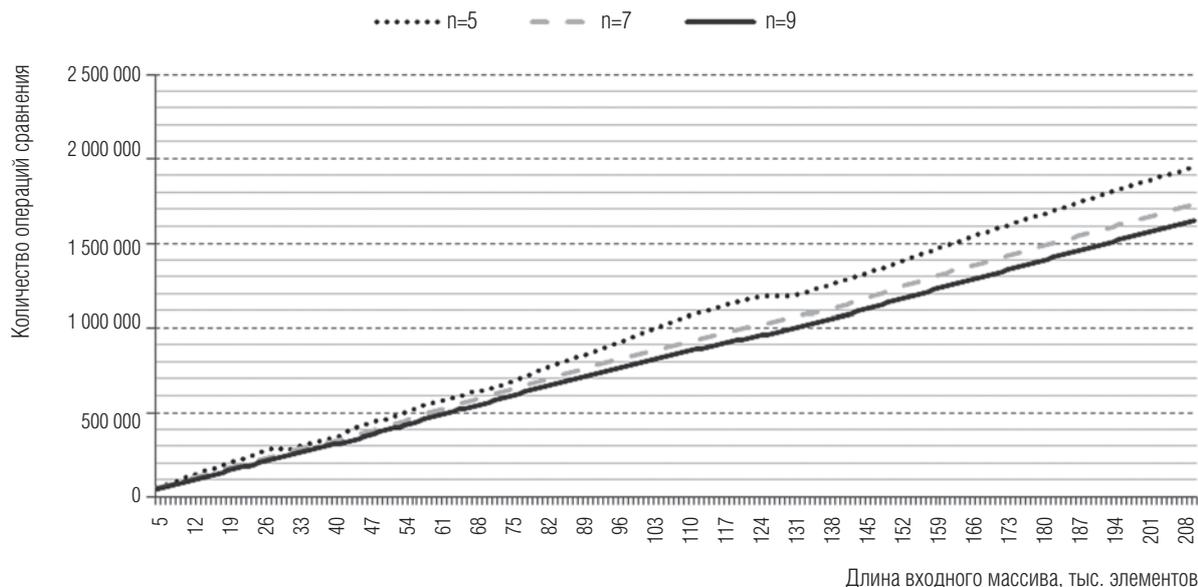


Рис. 6. Зависимость количества операций сравнения от длины входного массива

Для оценки среднего числа операций сравнения на основании данных, полученных в ходе описанного выше эксперимента, была построена однофакторная регрессия. Полученная формула регрессии имеет следующий вид:  $\hat{T}(n) = 7,653642n + 14485$ . Характеристики построенной регрессии приведены в табл. 3. Отметим основные моменты: коэффициенты регрессии значимы, сама регрессия также значима, коэффициент детерминации стремится к 1, что говорит о том, что построенная модель близка к экспериментальным наблюдениям.

Таблица 3.

**Характеристики построенной регрессии (представлено в формате EViews)**

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	14485.24	1323.664	10.94329	0.0000
N	7.653642	0.010724	713.6855	0.0000
R-squared	0.999598	Mean dependent var		841078.6
Adjusted R-squared	0.999596	S.D. dependent var		458544.8
S.E. of regression	9219.791	Akaike info criterion		21.10571
Sum squared resid	1.74E+10	Schwarz criterion		21.13791
Log likelihood	-2182.441	Hannan-Quinn criter.		21.11873
F-statistic	509347.1	Durbin-Watson stat		0.015210
Prob(F-statistic)	0.000000			

**Выводы**

В статье предложена формализация задачи параметрической оптимизации мультипликативной постоянной в асимптотической оценке сложности алгоритма выбора и ее решение. В работе показано, что разбиение входного массива чисел на группы по семь элементов в алгоритме выбора  $t$ -го элемента является неоптимальным. В результате аналитического решения показано, что для алгоритма выбора (при известных алгоритмах поиска медианы при малых размерах входных массивов данных) лучшим значением количества элементов в группе является девять. На основе программной реализации алгоритма получены экспериментальные данные, демонстрирующие верность теоретических выкладок. ■

**Литература**

- Schreier J On tournament elimination systems [Журнал] // Mathesis Polska. - 1932 г. - 7.
- Blum M. [и др.] Time bounds for selection [Журнал] // J. Comput. System Sci.. - 1973 г. - 7. - стр. 448-461.
- Кнут Д. Э. Искусство программирования. Сортировка и поиск. [Книга]. - Москва : Вильямс, 2008. - Т. III.
- Ахо А. В., Хопкрофт Д. Э. и Ульман Д. Д. Структуры данных и алгоритмы [Книга]. - Москва : Вильямс, 2007.
- Кормен Т. [и др.] Алгоритмы. Построение и анализ [Книга]. - Москва : Вильямс, 2007.
- Дейкстра Э. Дисциплина программирования [Книга]. - Москва : Мир, 1978.

7. Грэхем Р., Кнут Д. и Паташник О. Конкретная математика. Основание информатики [Книга]. - Москва : Мир, 2006.
8. Курант Рихард Курс дифференциального и интегрального исчисления [Книга]. - Москва :, 1967. - Т. 1 : 2.
9. Noshita K. Median Selection of 9 Elements in 14 Comparisons [Журнал] // Information Processing Letters. - 1974 г. - 3(1). - стр. 8-12.
10. Nadian A. и Sobel M. Selecting the t-th largest using binary errorless comparisons. [Доклад] : Technical Report 121 / Dept. of Statistics ; University of Minnesota. - May, 1969.
11. Головешкин В. А. и Ульянов М. В. Теория рекурсии для программистов [Книга]. - Москва : Физматлит, 2006.

ВЫСШАЯ ШКОЛА  
**ВШБИ**  
БИЗНЕС-ИНФОРМАТИКИ

ПРОГРАММЫ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЙ ПЕРЕПОДГОТОВКИ  
**«МЕНЕДЖМЕНТ В СФЕРЕ ЭЛЕКТРОННОГО БИЗНЕСА  
И ИНТЕРНЕТ-ПРОЕКТОВ»**

*Приглашаем Вас на День открытых дверей*

**20 марта 2010 года**

*в 12.00 в 703 ауд.*

(м. Семеновская, ул. Кирпичная 33, Факультет Бизнес-информатики ГУ-ВШЭ)

**ИДЕТ ПРИЕМ ДОКУМЕНТОВ!**

Начало занятий в апреле.

Это четвертый набор на программу!

Регистрация на ДОД на сайте программы по телефону:  
**(495) 772-95-61** и по **hsbi2010@hse.ru** Лапшина Ольга.

По вопросам содержания и организации программы обращаться к руководителям программы:  
доценту кафедры «Инновации и бизнес в сфере ИТ»

**Лобза Екатерине Валериевне elobza@hse.ru**

и директору по исследованиям Национальной почтовой службы Mail.ru

**Вирину Федору Юрьевичу fvirin@hse.ru.**

Адрес страницы программы «Менеджмент в сфере электронного бизнеса и интернет-проектов»  
на портале Государственного университета – Высшая школа экономики

**<http://www.hse.ru/org/hse/dop/263495/elmanagement>.**

Контактная информация:

г. Москва, ул Кирпичная, 33/5 (м. Семеновская),

web: <http://hsbi.ru>.

Тел.: (495) 772-95-61; 769-77-52

Информация и регистрация на ДОД на сайте ВШБИ

<http://hsbi.hse.ru> и портале ГУ-ВШЭ <http://hse.ru>.